

음향-진동 신호의 고차 통계해석을 이용한 회전요소 베어링의 상황감시에 관한 연구

이해철* · 이준서** · 차경옥***

A Study on the Condition Monitoring for Rolling Element Bearing using Higher Order Statistical Analysis of Sound-Vibration Signal

H. C. Lee* · J. S. Lee** · K. O. Cha***

Key words : Acoustic vibration (음향 진동), Condition monitoring (상황 감시), Rolling element (회전요소), Crest factor (정점계수), Kurtosis (첨도), Skewness(비대칭도)

Abstract

This paper present study on the application of sound pressure and vibration signals to detect the presence of defects in a rolling element bearing using a statistical analysis method. The well established statistical parameters such as the crest factor and the distribution of moments including kurtosis and skew are utilized in this study. In addition, other statistical parameters derived from the beta distribution function are also used. A comparison study on the performance of the different types of parameter used is also performed. The statistical analysis is used because of its simplicity and quick computation. Under ideal conditions, the statistical method can be used to identify the different types of defect present in the bearing. In addition, the results also reveal that there is no significant advantages in using the beta function parameters when compared to using kurtosis and the crest factor for detecting and identifying defects in rolling element bearings from both sound and vibration signals.

1. 서 론

최근 기계 상황 감시는 거시적인 관점에서 살펴

본다면 거대한 공장의 자동화에 따른 유용성을 높이기 위해서 저렴한 유지비와 보다 향상된 생산성 및 안전성에 대한 고려가 증가되고 있다. 따라서

* 명지대학교 대학원 기계공학과(원고접수일 : 99년 8월)

** 충청대학 메카트로닉스학부

*** 명지대학교 기계공학과

기계 고유의 특성은 기계의 여러 가지 요소들, 즉 기어, 베어링, 커플링, 축 등이 원활하게 구동하는 데 의존한다. 이 중에서 특히, 베어링은 상황 감시 기술을 요구하는 기계의 중요한 성분이다. 기계의 회전부에서 사용되고 있는 베어링은 유한개의 진동체를 사이에 두고 하중을 받기 때문에, 진동 및 소음을 발생하기 쉬운 단점이 있다.

아울러 기계가 고속화되고 그 주변 시스템이 거대화 및 복잡화함에 따라 기계 시스템 구성요소에 대한 각각의 고장이나 결함은 전체 시스템의 기능 정지를 초래하여 생산에 커다란 차질을 가져올 수 있다. 그러므로 몇몇의 기계의 상황감시 기술 자체는 현재 회전요소 베어링에서 결함 검출을 위해 사용되어진다. 위의 사항에서와 같이 회전요소 베어링 결함 검출의 선행 연구로서는 진동해석법, 온도 및 소음 변화법, 오일 분석법 등이 있다. 이 중에서 진동 감시는 아마도 가장 일반적이고 효과적인 기술이다. 그러나 신호의 취급 및 처리 등의 용이성이나 외부 노이즈를 고려하여 볼 때, 음향-소음 측정은 이들의 결함 검출을 위해 사용될 수 있다. 제조과정이나 기계의 상황을 감시하기 위하여 음향방사 신호(고주파 음향)를 사용하는 통계 해석의 응용은 널리 알려져 있다.⁽¹⁾⁻⁽⁶⁾ 그러나 베어링을 위한 결함 검출로서 음향학적 소음 측정을 사용한 연구는 거의 없는 편이다. 음향학적인 소음 측정에서 음압 측정은 탐지가 적당한 조처로 다른 소음원을 고립시킬 수 없을 경우에, 베어링 소음보다 다른 소음원으로 더 영향을 받을 수 있는 단점이 있다. 또한 축 상에서 하중을 받는 볼 베어링 결함 검출에 매우 유용한 경우도 있다. 이런 배경으로 본 연구는 음향 신호와 통계 해석 방법을 이용하여 회전요소 베어링의 내부에 서로 다른 타입의 결함 검출을 이론해석과 실험을 통해서 얻고자 하며, 이론적으로는 제곱근평균제곱(rms), 정점계수, 그리고 첨도가 통계 해석의 파라미터들로 연구되었다. 또한 베타 분포 함수를 이용한 통계 해석이 수행되었다.

본 논문은 통계학에 기반을 둔 해석 방법을 사용하여 회전 요소 베어링의 다른 요소 안에서 결함 검출을 하기 위하여 가청 음향 신호의 적용 가능성에 초점을 맞추어 연구하였으며, 도입한 몇 가지 다른 형태의 파라미터들 사이의 성능 평가를 하였

고, 그 음향 신호로부터 얻어진 결과들은 진동 실험 측정 결과들과 비교 분석하고자 한다.

2. 관련이론

첨도와 비대칭도와 같은 분포 모멘트들의 응용 연구는 기계요소들의 상황감시에서 진동신호들을 해석하는데 많이 보고되었다.^{(4),(5)} 만약에 샘플 데이터 분포의 확률밀도가 식(1)과 같다면

$$\text{Prob} [x \leq x(t) \leq x + dx] = p(x)dx \quad (1)$$

시간에 대한 랜덤함수 $x(t)$ 의 기대값(평균)은 다음과 같다.

$$E[x] = \frac{1}{T} \int_{-\infty}^{\infty} x(t)dt = \int_{-\infty}^{\infty} xp(x)dx \quad (2)$$

또한 평균 \bar{x} 에 대한 r차모멘트는 아래식과 같다.

$$E[(x - E(x))^r] = \int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^r p(x)dx \quad (3)$$

식(3)으로부터 랜덤변수의 1차모멘트는 평균 \bar{x} 또는 기대값 $E(x)$ 고, 제곱근평균제곱은 2차모멘트의 제곱근이다. 그리고 분산 σ^2 은 2차 중심모멘트임을 알 수 있다. 평균은 변수의 평균값을 나타내고, 제곱근평균제곱 값은 변수의 세기, 분산은 평균으로부터의 편차를 나타낸다. 만약 그 데이터들이 이산 형태로 표현하는 것이 가능하다면 식(3)은 다음식(4)와 같이 쓸 수 있다.

$$M_r = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (x_k - \bar{x})^r \quad (4)$$

식(4)에서 N은 데이터 수이고 r은 모멘트의 차수를 나타낸다. 다음 식들은 연속, 이산 형태에서 다른 변수들에 대한 연산을 나타내고 있다.

$$\text{rms} = \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} x^2 p(x)dx} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x_k^2} \quad (5)$$

$$\sigma = \sqrt{\int_{-\infty}^{\infty} (x - \bar{x})^2 p(x)dx} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (x_k - \bar{x})^2} \quad (6)$$

$$\text{Skewness} = \frac{M_3}{\sigma^3} \quad (7)$$

$$\text{Kurtosis} = \frac{M_4}{\sigma^4} \quad (8)$$

$$\text{Crest factor} = \frac{[\max. \text{ peak}]}{\text{rms}} \quad (9)$$

연구에 사용된 다른 통계 파라미터들은 베타함수 분포에 기반을 두고 있다. 베타함수분포방법에 있어서 통계 분포는 감마 함수에 기반하여 정규화 된다.⁽⁶⁾

$$\beta(a, b) = \frac{\Gamma(a)\Gamma(b)}{\Gamma(a+b)} x^{a-1}(1-x)^{b-1} \quad (10)$$

여기서 ($0 \leq x \leq 1$) 그리고 $a > 0, b > 0$ 이다.

베타 함수 분포의 평균은 다음식(11)과 같이 나타낼 수 있다.

$$\text{Mean} = \frac{a}{a+b} \quad (11)$$

그리고 표준편차의 식은 다음식(12)와 같다.

$$\sigma = \sqrt{\frac{ab}{(a+b+1)(a+b)^2}} \quad (12)$$

그러므로 파라미터 a 와 b는 식(11)과 식(12)로부터 유도될 수 있다.

$$a = \frac{\bar{x}}{\sigma^2} (\bar{x} - \bar{x}^2 - \sigma^2) \quad (13)$$

$$b = \frac{(1-\bar{x})}{\sigma^2} (\bar{x} - \bar{x}^2 - \sigma^2) \quad (14)$$

여기서 한계 조건 ($0 \leq x \leq 1$) $a > 0, b > 0$ 를 다시 한번 강조해야 하는 데 베타 함수 알고리즘은 0과 1 사이의 영역에 데이터가 있어야 함으로 식(13)과 식(14)를 사용하기 전에 DC 시프트를 제거하거나 정규하고 원래 데이터를 정규화하는 것이 필요하다. 베타 함수 파라미터 a와 b의 적용은 다른 제조 과정을 사용하는 공학 재료의 표면 조직을 분류하기 위하여 Whitehouse⁽⁷⁾에 의하여 수행되었다. Whitehouse는 재료 조직 및 거칠기를 해석하고 측정하는데 도입된 변수들을 사용하므로써, 베타 함수 파라미터 a와 b를 계산하는데에 다른 형태의 방정식을 제시하였다. 그 베타함수는 다음 식(15) 식(16)으로 나타내었다.

$$a = \frac{R_v(R_v R_p - R_q^2)}{R_i R_q^2} \quad (15)$$

$$b = \frac{R_p(R_v R_p - R_q^2)}{R_i R_q^2} \quad (16)$$

여기서 R_p 는 가장 큰 산(peak)의 크기이고 R_v 는 가장 작은 골(valley)의 크기이다. R_q 는 표준편차이고, R_i 데이터 프로파일의 최대산과 최대골의 높이이다. 파라미터 a와 b는 비대칭도와 첨도라고 하는 중심모멘트 변수들과 비교했을 때 최대값과 최소값에 덜 종속된다. 그러므로 베타함수 파라미터가 이론적으로는 중심 모멘트 변수들보다 더 안정적이다. 베타함수 분포의 모멘트는 다음 식(17)과 같이 나타낼 수 있다.⁽⁶⁾

$$M_r = \frac{(a+b-1)(a+b-2)\cdots(a+1)a}{(a+b+r-1)(a+b+r-2)\cdots(a+b+1)(a+b)} \quad (17)$$

홀수 모멘트 ($r=1, 3, 5 \dots$)는 중간값과 관련된 피크 밀도의 위치에 관한 정보와 관계된다. 짝수 모멘트($r=2, 4, 6 \dots$)는 분포의 폭을 나타낸다.⁽⁹⁾ 결정적 신호라는 가정에 기반을 둔 다른 신호 해석 방법들이 랜덤신호 해석에 적용될 수 없는 반면, 통계 해석은 랜덤 신호해석에 최근에 적용되었다. 만약 확률 분포가 절대 시간에 종속되지 않은 모집단(ensemble)에 대하여 얻어진다면 이때 랜덤 과정이 정상(stationary)과정이라고 한다. 한편, 모집단에 대한 평균화로 얻은 양을 시간적 평균으로 치환할 수 있을 때 즉 모집단을 구성하는 어떤 하나의 표본으로부터 시간적 평균화 연산으로 얻은 추정값이 다른 어떤 표본으로부터 얻은 추정값과 같고 또한 모집단 평균에서도 같다면 이 랜덤 과정은 에르고딕(ergodic) 과정이라고 한다.⁽¹⁰⁾

3. 실험장치 및 방법

Fig. 1.은 실험에 사용된 테스트 리그(실험 장치)의 전체 개략도를 나타낸 것이다. 실험 장치는 테스트 리그, 측정용 변환기, 신호 해석기, 오실로스코프, 그리고 마이크로 컴퓨터로 구성되었다. 한편, 모터의 소음은 차음막으로 차단하였다. 이 차음막은 리그에서 움직이는 구성품들에 대하여 안전막의 역할도 한다. 음향 강도 변환기와 측정 장비들은 실험 전과 실험 진행 도중 그리고 실험 후

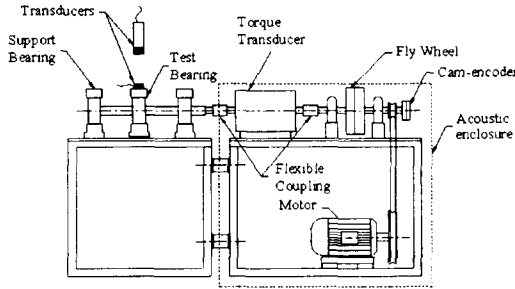


Fig. 1. Overall diagram of test rig.

Table 1. Equipment Set-up for the Experiment

Shaft speed (rpm)	Frequency range(Hz)	No. of shaft rotations/record length(No. of Rev./T)
500	1600	4.16
1000	3200	4.16
1500	6400	3.12
2000	6400	4.16
2500	6400	5.2
3000	12800	3.12
3500	12800	4.16

에 매번조정하였다.

회전축의 속도는 500rpm부터 3500rpm까지 변화시켰다. 실험에 사용된 베어링 타입은 $r=5\text{mm}$, $R=32.5\text{mm}$, 그리고 $n=14$ 인 NSK NF209K 실린더형 회전 베어링이다. 실험용 베어링은 1,1,1 트리클로로에탄을 사용하여 세척되었고 각각의 실험에 대하여 윤활은 유니버설 오일로 10ml로 유지되었다. 롤러의 이상적인 거동을 확보하기 위하여 동적 하중 비율의 2%가 회전 요소 베어링의 최소 하중으로 요구되며, SKF의 일반 목록에 이 내용이 소개되어 있다.¹¹⁾ 그러므로 실험하는 동안 축방향 하중은 1.5kN으로 유지되었다. 결합은 에칭 펜을 사용하여 볼 레이스의 홀더와 롤러에 홈집을 넣어서 만들었다. 결합의 폭은 1.40mm에서 2.40mm까지 하였으며 깊이는 0.44mm에서 1.50mm까지 하였다. 본 연구에 사용된 통계학적 파라미터들을 계산하기 위하여 수학·공학 범용 소프트웨어인 매트랩(Matlab)을 이용하였다. 회전축의 끝단에 설치된 측정장치에 회전축 회전에 따른 신호가 매 시간 입력된다. 이러한 신호는 실험 동안 항상 같은 위치에서 측정을 시작하도록 하는 외부 트리거로서

의 기능을 한다. 샘플화된 데이터가 그 변수들의 실제 값들을 사실로 표현하는 것을 확정하기 위해서는 $BT \gg 1$ 의 조건을 만족해야만 한다. 여기서 B는 주파수 밴드 폭이고 T는 기록 시간이다. 신호 해석기는 측정해석을 위하여 $BT=800$ 으로 고정하였다. 그러므로 측정의 정확도는 항상 정확하게 실시되었다. 이상과 같이 설정한 후 서로 다른 회전축 속도에 대하여 셋업이 설정되었고 그것을 Table. 1에 나타내었다. 이러한 셋업을 통하여 샘플 데이터로 실제 데이터를 구현하는 것이 가능하다.

4. 실험결과 및 고찰

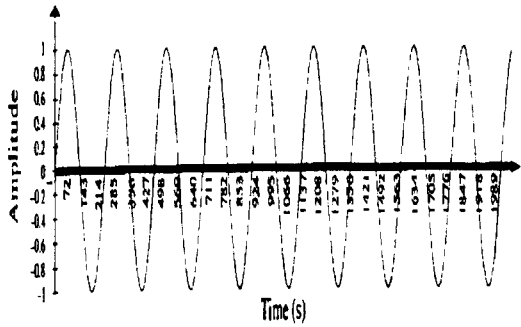
본 연구에서 통계해석을 하는데 포함된 다른 파라미터의 효과를 규명하기 위하여 몇 가지 해석과 실험이 수행되었다. 즉,

- 통계 변수들에 대하여 회전축 속도의 효과 계산되었다.
- 그러한 통계 변수들에 기반을 두고 다른 종류의 결합이 규명되었다.
- 침도와 정점계수를 사용하였을 때와 베타함수 파라미터 a 와 b를 사용하였을 때의 성능이 비교되었다.
- 서로 다른 타입의 신호들을 이용함으로써 얻어진 결과들이 비교되었다.

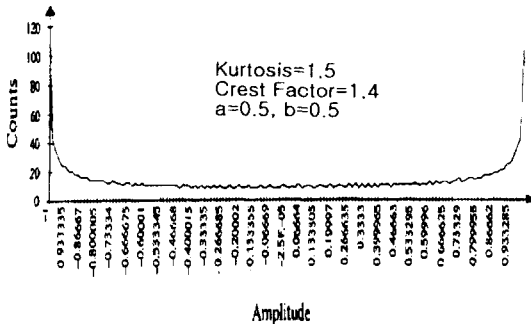
측정된 신호들은 실험 베어링으로부터 측정된 진동과 음압신호이다. 진동신호는 가속도계를 사용하여 측정하였으며 음압신호는 콘덴서 마이크로폰을 사용하여 측정하였다.

4.1 결정적 신호로부터의 결과

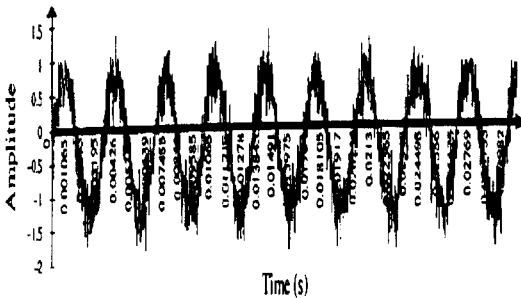
결정적 신호로부터 얻어진 결과들이 이론적 값들을 쉽게 체크할 수 있으므로 결정적 신호에 대한 통계해석을 먼저 수행하였다. 사용된 신호 타입은 사인파, 삼각파, 사각파, 정규분포를 갖는 랜덤신호, 평면분포를 갖는 랜덤신호, 사인파와 정규분포 랜덤신호의 합성과, 그리고 사인파와 평면분포 랜덤신호의 합성과이다. 이때 얻어진 결과를 Table. 2에 요약하였고, 신호들의 보기를 Fig. 2에 나타내었다. 결정적 신호로부터 얻어진 모든 통계학적 파라미터(침도, 정점계수, a 와 b)들은 2보다 작았



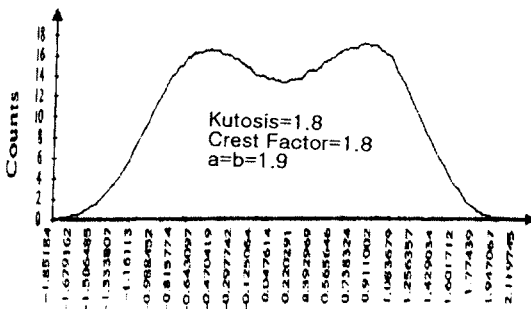
(a) Time Trace of Sine Wave



(b) Probability Density Function of a Sine Wave



(c) Time Trace of a Sine Wave Plus Random Signals



(d) Probability Density Function of Figure 2(c)

Fig. 2. Plot of time traces and probability density functions of deterministic and random signals.

Table 2. Summary of the Statistical Analysis of Deterministic and Random Signal

Type of signals	Kurtosis	Crest factor	a	b
Sine wave	1.5	1.4	0.5	0.5
Triangle	1.8	1.7	1.0	1.0
Square wave	1.0	1.0	0	0
Normal distribution	3.1	1.8	6.3	5.9
Flat distribution	1.8	1.7	1.0	1.0
Sine + normal	1.8	1.8	1.9	1.9
Sine + flat	1.8	2.0	1.4	1.4

다. 정규분포 랜덤신호에 대한 첨도값은 거의 3에 가까웠고 베타함수 파라미터 a와 b는 둘 다 6에 가까웠다.

4.2 회전요소 베어링으로부터의 결과

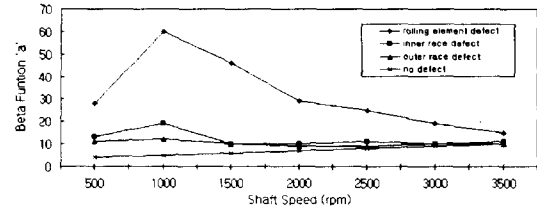
일반적으로 계산된 첨도와 a, b의 전형적인 값은 실험 베어링에 결함이 존재할 때 매우 높다. 통계 변수들은 낮은 속도에서 높는데 그것은 회전축 속도가 1500rpm 이하일 때이다. 그러나 이러한 값들은 회전축 속도가 1500rpm에서 2500rpm으로 증가될 때 감소하는 경향을 나타내고 2500rpm 이상이 되면 다시 증가한다. 이러한 경향은 서로 다른 세 경우의 실험에 대하여 일관적이고 반복적이다. 비록 통계 변수의 값들이 각 경우의 실험에 대해서 서로 다르게 나타나지만 경향은 같게 나타난다. 회전축 속도가 변화에 대하여 정점계수의 값에는 어떠한 중요한 변화가 없다. 실험을 통하여 측정된 서로 다른 모든 신호에 대하여 이러한 경향이 나타남을 알 수 있다. a와 b의 값은 실험의 모든 경우에 있어서 첨도와 정점계수의 값보다 훨씬 더 크게 나타난다.

4.2.1 통계변수에 대한 회전축 속도의 효과

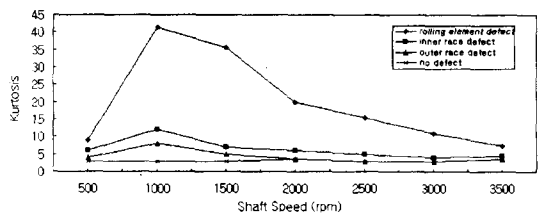
이상적인 상황에서 베어링으로부터 얻어진 통계 변수들은 회전축 속도가 변화되는 것만큼 크게 변화되지 않는다. 그러나 실험으로부터 얻어진 결과는 하나의 결함이 있는 베어링으로부터 얻어진 통계 변수들은 회전축의 속도가 1500rpm에서 2500rpm으로 증가되는 동안 통계변수들의 크기가 감소하는 것을 나타내고 있다. 하나의 예외는 진동신호로부터 얻어진 결과와 음압신호로부터 얻어진 결과 사이의 경향이 다른 회전요소 결함이

있는 경우이다. 이 결과를 Fig. 3에 나타내었다. 이때 그림에서 각각의 데이터 포인트는 측정된 10개의 데이터의 평균값이다.

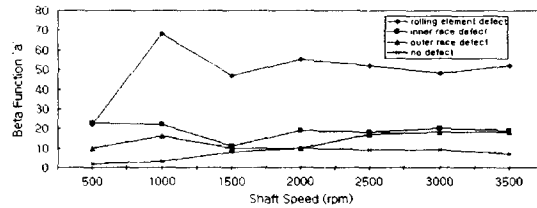
4.2.2 통계변수에 기반한 결함 규명
 통계 해석 방법이 유한 요소 선결함 즉, 내부마찰면의 선결함과 외부마찰면의 선결함을 갖는 연



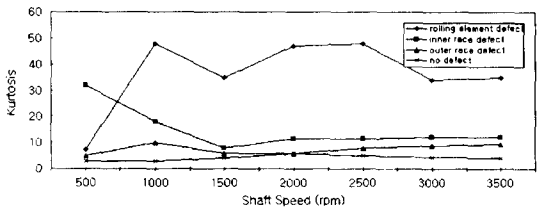
(a) Average of Beta Function Parameter 'a' Values at Different Shaft Speed Using Sound Pressure Signals



(c) Average of kurtosis Values at Different Shaft Speed Using Sound Pressure Signals

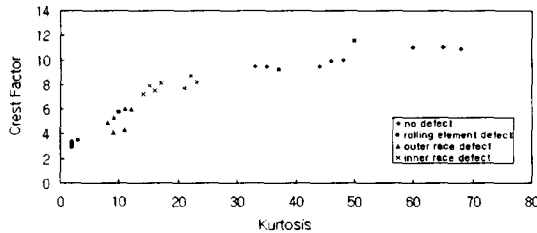


(b) Average of Beta Function Parameter 'a' Values at Different Shaft Speed Using Vibration Signals

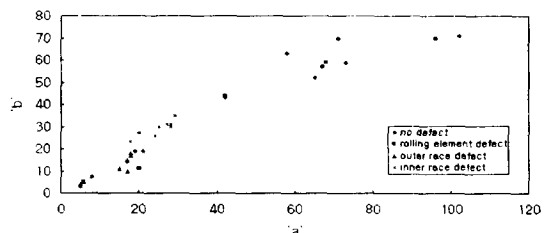


(d) Average of Kurtosis Values at Different Shaft Speed Using Vibration Signals

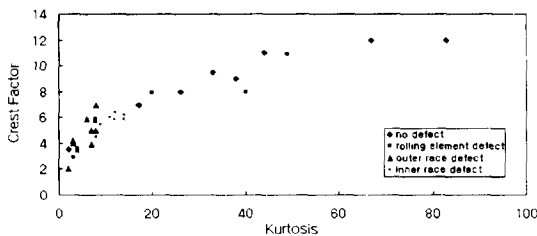
Fig. 3. Plot of statistical variables vs shaft speed.



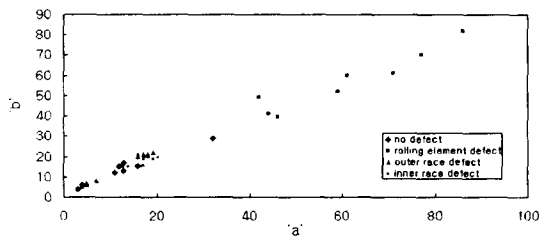
(a) Kurtosis vs Crest Factor of Vibration Signals From Rolling Element Bearing at 1000 rpm



(c) Beta Function Parameters 'a' vs 'b' of Vibration Signals From Rolling Element Bearing at 1000 rpm



(b) Kurtosis vs Crest Factor of Sound Pressure Signals From Rolling Element Bearing at 1000 rpm



(d) Beta Function Parameters 'a' vs 'b' of Sound Pressure Signals From Rolling Element Bearing at 1000 rpm

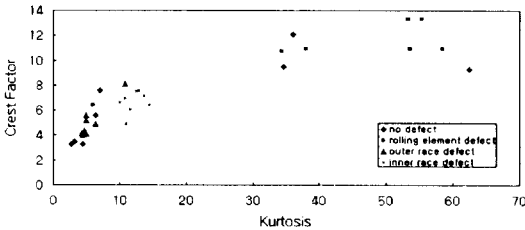
Fig. 4. Plots of kurtosis vs. crest factor and β function parameters a vs. b from rolling element bearing running at 1000rpm.

구에 사용된 서로 다른 타입의 결함을 구분하고 규명할 수 있는지를 확인하기 위하여 다른 연구가 수행되었다. 이 연구에서 침도 대 정점계수에 대한 그래프와 베타함수 a 대 b의 그래프가 해석되었으며, Fig. 4와 Fig. 5.에 도시하였다. 회전 요소 선결함의 존재는 음향과 진동 신호를 사용하고 또한 두 가지 타입의 통계 변수들로부터 구분되어 규명될 수 있음을 분명히 나타낸다. 이러한 사실은 실험되어진 모든 회전축 속도에서 나타난다. 회전축 속도가 1000rpm일 때 얻어진 결과들과 회전축 속도가 2000rpm일 때 얻어진 결과들을 비교하면 다른 타입의 결함 판별은 회전 요소 선결함의 경우를 제외

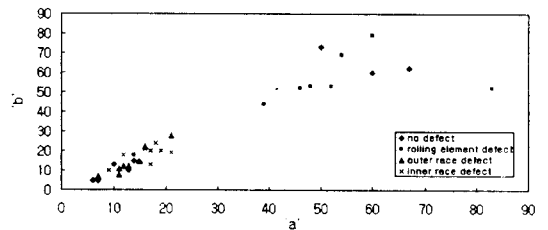
하고는 2000rpm에서 판별하기는 불가능하다.

4.2.3 정점계수와 침도 대 베타함수 파라미터 a와 b를 사용한 성능 사이의 비교

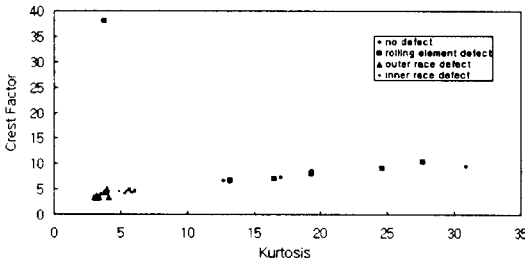
일반적으로 베타함수 파라미터 a와 b의 크기는 침도와 정점계수의 크기보다 더 크다. 그러나 실험 베어링에 존재하는 결함을 규명하고 분리하기 위한 베타함수 파라미터의 전체 성능은 정점계수와 침도와 같은 다른 통계 변수들의 성능과 거의 동일하다. 그러므로 본 연구에서는 침도와 정점계수 값을 사용하는 경우와 비교하였을 때 베타함수 파라미터를 사용함으로써 얻어지는 특별한 이로움은



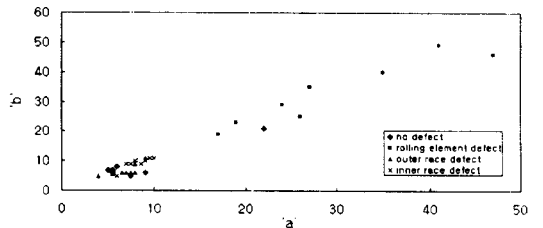
(a) Kurtosis vs Crest Factor of Vibration Signals From Rolling Element Bearing at 2000 rpm



(c) Beta Function Parameters 'a' vs 'b' of Vibration Signals From Rolling Element Bearing at 2000 rpm

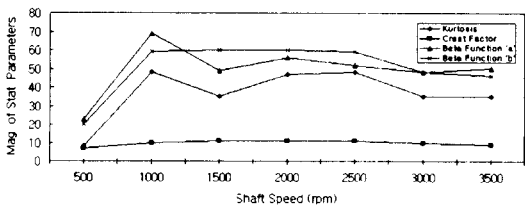


(b) Kurtosis vs Crest Factor of Sound Pressure Signals From Rolling Element Bearing at 2000 rpm

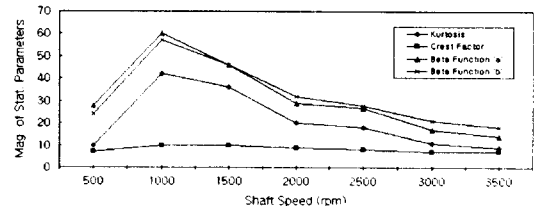


(d) Beta Function Parameters 'a' vs 'b' of Sound Pressure Signals From Rolling Element Bearing at 2000 rpm

Fig. 5. Plots of kurtosis vs. crest factor and β function parameters a vs b from rolling element bearing running at 2000rpm

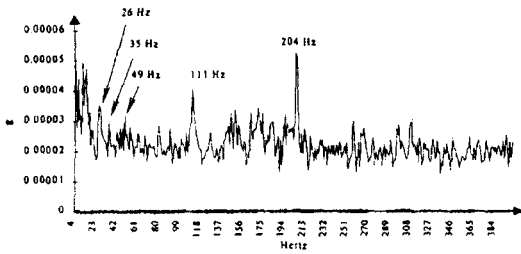


(a) Plot of the Statistical Parameters Obtained From Vibration Signals vs Shaft Speed

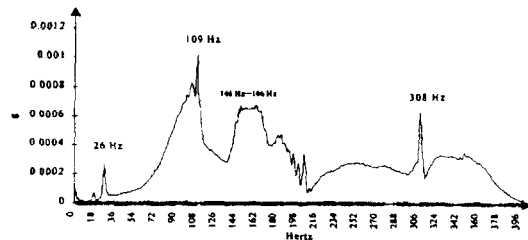


(b) Plot of the Statistical Parameters Obtained From Sound Pressure Signals vs Shaft Speed

Fig. 6. Plots of statistical variables vs shaft speed using vibration and sound pressure signals.



(a) Longitudinal Impact at the End of the Shaft



(b) Longitudinal Impact at the End of the Rig Structure

Fig. 7. Frequency spectrums recorded by the accelerometer from impact test of the rig.

없다. 즉, Fig. 4., Fig. 5., Fig. 6.을 통하여 이러한 결론을 얻을 수 있다.

앞에서 언급한 1500rpm과 3000rpm 사이에서 음압 신호와 진동 신호가 다른 경향을 나타냄을 확인하기 위하여 테스트리기에 순간 가진 실험을 하였다. 순간 가진 실험을 통하여 얻어진 Fig. 7의 주파수 스펙트럼은 베어링 하우징이 회전축 속도 1500rpm 이상과 3000rpm에 해당하는 26Hz에서 49Hz에 이르는 주파수 영역에서 세로 가짐에 민감하다는 사실을 보여주어 있다. 이러한 사실은 통계 해석 방법이 앞서 말한 속도 영역에서 성능 수행을 잘 해내지 못하는 이유가 된다.

5. 결 론

본 연구에서는 몇 가지 다른 형태의 파라미터와 신호를 사용하여 통계 해석적 방법과 실험을 통해서 통계 파라미터들은 회전축 속도에 영향을 받는다는 것을 알았다.

- 1) 회전축 속도가 1500rpm(25Hz)와 2500rpm (41.6Hz) 사이일 때 통계 해석 방법의 성능을 떨어뜨린다는 것을 알 수 있다.

- 2) 하우징 안에서 실험 베어링을 지지하고 있는 고정링을 가진하고 있는 세로 진동에 의하여 부분적으로 기인됨을 확인 할 수 있었다.
- 3) 고정링과 같은 베어링 구성품이 가진 되었을 때 진동할 것이고 진동과 음향 신호를 발생함으로써 신호의 전체 또는 제공근평균제공 값을 증가시킬 것이다.
- 4) 계산된 대부분의 통계 파라미터들은 신호의 제공근평균제공의 함수에 대한 최대 피크의 함수이다.

이상적인 실험 환경은 연구실 환경에 영향을 받게 되는데 배경 소음과 진동이 적다면 회전 베어링 요소에 대한 정밀한 음향, 진동 측정을 수행할 수 있을 것이다. 또한 제시한 데이터의 그래프로부터 통계 변수들을 이용하면 실험 베어링에 존재하는 서로 다른 타입의 결함을 규명할 수 있다는 것을 확인할 수가 있었다.

참고문헌

1. Kannatay-Asibu Jr, E., A study of tool wear using statistical analysis of metal-cutting acoustic emission. *Wear*, 1982, 76, 247-261.
2. Diniz, A.E., Liu, J.J. and Dornfield, D. A., Correlating tool life, tool wear and surface roughness by monitoring acoustic emission in finish turning. *Wear*, 1992, 152, 395~407.
3. Trujillo, M. et al., Inspection of micro tools at high rotational speeds. *International Journal of Machine Tools Manufacture*, 1994, 43(8), 1059-1077.
4. Daadbin, A. and Wong, J. C. H., Different vibration monitoring techniques and their application to rolling element bearings. *International Journal of mechanical engineering Education*, 1991, 19(4), 295~304.
5. Martin, H. R., Detection of gear damage by statistical vibration analysis. *Proceedings of the Institution of mechanical Engineers*, 1992, pp. 395~401.
6. Cooper, R. A. and Weekes, A. J., *Data, Models and Statistical Analysis*. Allan Publishers, Oxford, 1983, pp. 116-120.

7. Whitehouse, D. J., Beta functions for surface typology. *Annals of the CIRP*, 1978, 27, 491~497.
8. Larson, H. J., *Introduction to Probability Theory and Statistical Influen-ce*. J. Wiley, 1982.
9. Dyer, D. and Stewart, R. M., Detection of rolling element bearing damage by statistical vibration analysis. *Journal of Mechanical Design*, 1978, 100, 229~235.
10. Newland, D. E., *An Introduction to Random Vibrations, Spectral and Wavelet Analysis*. Longman Scientific & Technical, Harlow, UK, 1993, pp. 19~20.
11. SKF General Catalogue. Carl Gerber, 1989, p. 519.
12. Weichbrodt, B. and Bowden, J., Instrumentation for predicting bearing damage. General Electric Company Report, S-70-1021, AD 869 633, 1970.

저 자 소 개



이해철 (李海喆)

1974년 3월 30일생. 1998년 명지대학교 기계공학과 졸업. 2000년 명지대학교 대학원 기계공학과 졸업(석사). 현 동대학원 기계공학과 박사과정, 당학회 정회원



이준서 (李俊瑞)

1967년 6월 16일생. 1991년 명지대학교 기계공학과 졸업. 1993년 명지대학교 대학원 기계공학과 졸업(석사). 1998년 동대학원(박사). 현 충청대학 기계설계학과 전임강사, 당학회 증신회원



차경옥 (車京玉)

1945년 1월 4일생. 1972년 한양대학교 기계공학과 졸업. 1977년 단국대학교 대학원 기계공학과 졸업(석사). 1984년 동대학원(박사). 1986년 일본 도요다대학교 연구원. 1998. 1~1999. 12 대학기계학회 사업이사 및 총무이사. 1991. 1~현재 한국자동차공학회 사업이사. 현 명지대학교 기계공학과 교수, 당학회 증신회원